

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211595

基于多重渐消因子变分贝叶斯的陀螺阵列融合算法

石朗平 李荣冰 赖际舟 程鉴皓

(南京航空航天大学导航研究中心 南京 211106)

摘要: 针对由多个 MEMS 陀螺仪组成的阵列系统在动态情况下噪声时变导致输出精度低的问题,提出了新的动态滤波模型和滤波方法。通过分析 MEMS 陀螺的误差特性和对角速度进行动态建模,构建了基于角速度估计的阵列陀螺随机误差动态滤波模型。由于动态情况下模型的不确定性导致传统方法精度较差,设计了一种多重渐消因子变分贝叶斯自适应卡尔曼滤波算法,利用变分贝叶斯思想和强跟踪理论提高了滤波器量测噪声估计精度、收敛速度和鲁棒性。最后在高精度转台上进行了静态实验和动态实验。实验结果表明:在静态条件下,“虚拟陀螺”方差降低为单个陀螺的 4%,零偏不稳定性降低为 47.2%;在动态条件下,“虚拟陀螺”能有效跟踪角速度的变化且角速度残差方差降低为单个陀螺的 6.2%。该滤波算法能有效提高 MEMS 陀螺阵列系统的输出精度。

关键词: MEMS 陀螺仪;陀螺阵列;多重渐消因子;变分贝叶斯

中图分类号: V241.5 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.105

Gyro array fusion algorithm based on multiple fading factors and variational bayesian

Shi Langping Li Rongbing Lai Jizhou Cheng Jianhao

(Navigation Research Center, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: Aiming at the problems of low output precision and poor tracking performance of an array system composed of multiple MEMS gyroscopes under dynamic conditions, a new dynamic filtering model and filtering method were proposed. By analyzing the error characteristics of the MEMS gyroscope and modeling the angular velocity dynamically, a random error dynamic filtering model of the array gyroscope based on the angular velocity estimation was constructed. Due to the uncertainty of the model in the dynamic situation, the tracking performance of the traditional method is degraded. A multiple fading factor adaptive Kalman filter based on variational Bayesian method algorithm was designed. The variational Bayesian method and strong tracking theory were used to improve the estimation accuracy, convergence speed and robustness. Finally, the static and dynamic experiments were carried out on the high-precision turntable. The experimental results show that under static conditions, the variance is reduced to 4% of a single gyro, and the zero bias instability is reduced to 47.2%; Under the dynamic condition, it can effectively track the change of angular velocity, and the angular velocity residual variance is reduced to 6.2% of that of a single gyro. This algorithm can effectively improve the output accuracy of MEMS Gyro array system.

Keywords: MEMS gyroscope; gyroscope array; multiple fading factors; variational bayesian

0 引言

随着微机电(micro electro mechanical systems, MEMS)技术逐渐发展,基于 MEMS 技术的陀螺仪应用逐渐广泛^[1]。MEMS 陀螺仪具有许多优点如尺寸小、成本低、精度高、易于集成和大规模生产等^[2]。但是,相较于激光陀螺、光纤陀螺等高精度陀螺仪,MEMS 陀螺仪易受到环境变化的影响^[3]。这些不确定因素引起各种各样的噪

声,进而限制了 MEMS 陀螺仪的输出精度,使得 MEMS 陀螺仪无法在某些精度要求较高的领域使用。得利于 MEMS 陀螺成本低、易于集成的优点,利用多个 MEMS 陀螺仪组合测量以提高 MEMS 陀螺仪输出精度的技术随即产生。该方法虽然牺牲了一部分体积和重量的优势,但是换来了 MEMS 陀螺精度的大幅度提升,逐渐成为了国内外学者的研究热点^[4]。Bayard 等^[5]在 2003 年率先采用多个 MEMS 陀螺组成阵列,利用数据融合技术提高数据精度,

收稿日期:2022-10-04

并将这项技术称为“虚拟陀螺”。“虚拟陀螺”技术能显著提高陀螺的输出精度,且原理简单、操作方便,国内外的学者在此基础上进行了大量的研究工作,取得了一些研究成果。Kamata 等^[6]制造了由 32 个消费类 MEMS IMU 组成的阵列板,提出了一种在小型 FPGA 上易于实现的阵列信号处理滤波算法,该算法通过抑制干扰噪声和动态去除异常噪声来恢复陀螺仪性能;臧雪岩等^[7]采用基于自回归模型的卡尔曼滤波融合算法进行数据融合,得到一个精度更高的虚拟陀螺。周泉等^[8]在传统的支度融合算法的基础上,提出了一种剔除异常支持度点,利用时间的限定记忆信息对融合数据进行参考加权的陀螺阵列融合算法;Song 等^[9]引入了当前概率密度模型来精确地模拟机动角速率,实现了机动角加速度均值和方差的自适应调整,提高了角速率的建模精度和虚拟陀螺仪技术的补偿精度。

然而,已有的“虚拟陀螺”研究主要聚焦静态情况下陀螺仪阵列的建模与滤波算法,未考虑模型与算法的动态适应性。为了适应阵列式陀螺动态运行环境,本文提出了一种基于角速度估计的阵列式陀螺仪随机误差动态滤波模型,对变化的角速度实时估计;为了提高陀螺阵列系统的动态滤波效果,提出了多重渐消因子变分贝叶斯自适应卡尔曼滤波算法。

1 MEMS 陀螺仪阵列系统

1.1 MEMS 陀螺误差建模

陀螺仪的误差通常包含确定性误差和随机误差^[10]。本文仅考虑随机误差,认为确定性误差经过高精度转台标定后已经可以忽略。MEMS 陀螺仪精度相对较低,大量学者实验研究表明,角度随机游走和速率随机游走是 MEMS 陀螺仪的主要误差源^[11]。角度随机游走是 MEMS 陀螺仪短时间内的主要误差,角速率随机游走则影响 MEMS 陀螺仪的长期精度^[12]。在本文中,对于陀螺仪短时间内的应用,角速度随机游走忽略不计。因此,为了降低卡尔曼滤波器维数,采用简化陀螺仪输出模型:

$$y = \omega + n \quad (1)$$

式中: y 为陀螺仪输出, ω 为真实角速度, n 为角速度白噪声。

为了对动态情况下陀螺仪角速度进行准确估计,对角速度进行建模。角速度 ω , 角加速度 α , 角加加速度 $\dot{\alpha}$ 三者有如下数学关系^[13]:

$$\begin{cases} \omega_k = \omega_{k-1} + T\alpha_{k-1} + \frac{1}{2}T^2\dot{\alpha}_{k-1} \\ \alpha_k = \alpha_{k-1} + T\dot{\alpha}_{k-1} \\ \dot{\alpha}_k = \dot{\alpha}_{k-1} + T\omega_{k-1} \end{cases} \quad (2)$$

其中, T 为陀螺仪采样时间间隔, ω_k 是白噪声。令系统状态 $\mathbf{X} = [\omega, \alpha, \dot{\alpha}]^T$, 则得角速度估计的状态方程为:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{F}_{k-1}\mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{G}_{k-1}\omega_{k-1} \quad (3)$$

$$\text{其中, } \mathbf{F}_{k-1} = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} \\ 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{G}_{k-1} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ T \end{bmatrix}, \omega_{k-1} \text{ 为过程}$$

噪声,其协方差阵为 \mathbf{Q}_{k-1} 。

对于采用 4 个陀螺组成陀螺仪阵列系统,由式(1)可得量测方程如下:

$$Z_k = \mathbf{H}_k\mathbf{X}_k + v_k \quad (4)$$

式中: $\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$, v_k 为系统量测噪声,其协方差阵

为 \mathbf{R}_k 。

式(3)和(4)组成陀螺仪阵列离散 Kalman 滤波方程:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \mathbf{F}_{k-1}\mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{G}_{k-1}\omega_{k-1} \\ Z_k = \mathbf{H}_k\mathbf{X}_k + v_k \end{cases} \quad (5)$$

式中: \mathbf{F}_{k-1} 表示系统状态转移矩阵; \mathbf{H}_k 表示系统量测矩阵; \mathbf{G}_{k-1} 表示系统噪声分配矩阵; $\omega_{k-1} \sim N(0, \mathbf{Q}_k)$ 为系统的过程噪声; $v_k \sim N(0, \mathbf{R}_k)$ 为系统的量测噪声。过程噪声和量测噪声均为高斯白噪声。

1.2 算法方案设计

本文设计的阵列系统由 4 个完全相同的 MEMS 陀螺组成,它们的制造工艺和运行环境完全相同。本文的算法框架如图 1 所示。由数据采集系统采集四个陀螺的原始数据,采用 Allan 方差分析并对陀螺的随机误差进行建模;为提高模型的动态性能,对角速度进行动态建模,最后通过本文设计的滤波算法实现“虚拟陀螺”的最优估计。

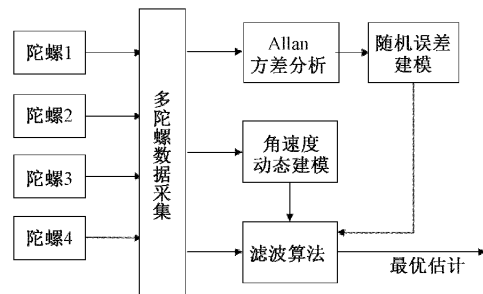


图 1 算法流程

2 多重渐消因子变分贝叶斯自适应卡尔曼滤波

针对静态系统,选取合适 \mathbf{Q} 矩阵和 \mathbf{R} 矩阵可以获得较好的滤波效果。然而实际使用时,系统往往运行在动态情况下。此时,系统实际的过程噪声和量测噪声均会随着系统变化而产生变化。这种模型不确定性的存在会导致滤波器性能下降,特别是当阵列系统的角速度变化较快时,滤波器甚至会发散从而导致无法正常跟踪角速度的变化。

针对上述问题本文提出了一种多重渐消变分贝叶斯自适应卡尔曼滤波算法,该算法利用变分贝叶斯思想实时估

计量测噪声,利用强跟踪算法提高了系统对过程参数不确定性的鲁棒性,使系统可有效地估计出快速变化的状态变量。

2.1 变分贝叶斯量测噪声估计

变分贝叶斯是一类用于贝叶斯估计和机器学习领域中近似计算复杂积分的技术。变分贝叶斯方法就是利用后验密度的近似因子分解形式 $Q(\xi)$ 逼近不可观测变量的后验概率,以便通过这些变量做出统计推断。

根据广义贝叶斯滤波理论,自适应滤波的目的就是计算系统状态 x_k 与量测方差 R_k 的联合概率密度函数的后验分布:

$$p(X_k, R_k | Z_{1:k}) = \frac{p(X_k, R_k, Z_{1:k})}{p(Z_{1:k})} = \frac{p(Z_k | X_k, R_k) p(X_k, R_k | Z_{1:k-1})}{p(Z_k | Z_{1:k-1})} \quad (6)$$

式中: $p(X_k, R_k | Z_{1:k-1})$ 为系统状态 X_k 与量测方差 R_k 的联合概率密度函数的先验分布。根据 Chapman-Kolmogorov 方程,两者的先验分布如下:

$$p(X_k, R_k | Z_{1:k-1}) = \int p(X_k | X_{k-1}) p(R_k | R_{k-1}) p(X_{k-1}, R_{k-1} | Z_{1:k-1}) dX_{k-1} dR_{k-1} \quad (7)$$

式(6)与(7)构成了广义贝叶斯滤波的更新方程和预测方程。但是,上述两个方程在实际运用中形式比较复杂,积分运算通常无法获得解析解。因此引入变分贝叶斯近似递归算法解决上述方程的计算问题。

在卡尔曼滤波框架下,量测噪声与系统状态是相互独立的。设系统状态服从高斯分布,量测噪声服从逆伽马(inverse Gamma, IG)分布。 $k-1$ 时刻后,系统的预测方程如下:

$$p(X_k, R_k | Z_{1:k-1}) = p(X_{k-1} | Z_{1:k-1}) p(R_k | Z_{1:k-1}) = N(X_k | m_k, P_k) \times \prod_{i=1}^d \text{Inv-Gamma}(\sigma_{k,i}^2 | \alpha_{k,i}, \beta_{k,i}) \quad (8)$$

为了便于处理更新方程,对后验分布进行变分近似。根据变分贝叶斯准则,后验分布的变分近似如下:

$$p(X_k, R_k | Z_{1:k}) \approx Q_x(X_k) Q_R(R_k) \quad (9)$$

选择 KL 散度来描述近似分布与真实后验分布之间的差距。KL 散度最小时,能够得到最佳近似分布。KL 散度定义如下:

$$\text{KL}[Q_x(X_k) Q_R(R_k) || p(X_k, R_k | Z_{1:k})] = \int Q_x(X_k) Q_R(R_k) \times \ln\left(\frac{Q_x(X_k) Q_R(R_k)}{p(X_k, R_k | Z_{1:k})}\right) dx_k dR_k \quad (10)$$

变分更新过程中,量测噪声和状态变量有如下关系式:

$$\ln Q(R_k) = - \sum_{i=1}^d \left[\left(\frac{3}{2} + \alpha_{k,i} \right) \ln(\sigma_{k,i}^2) + \frac{\beta_{k,i}}{\sigma_{k,i}^2} + \frac{(Z_k - H_k X_k)(Z_k - H_k X_k)^T}{2\sigma_{k,i}^2} \right] + C_1 \quad (11)$$

$$\ln Q(X_k) = - \frac{1}{2} (Z_k - H_k X_k)^T \langle R_k^{-1} \rangle_R (Z_k - H_k X_k) - \frac{1}{2} (X_k - m_k^-)^T (P_k^-)^{-1} (X_k - m_k^-) + C_2 \quad (12)$$

由高斯分布和逆伽马分布的性质可知,状态变量与量测噪声的后验概率密度函数同样服从高斯分布和逆伽马分布:

$$Q(X_k) = N(X_k | m_k, P_k) \\ Q(R_k) = \prod_{i=1}^d \text{Inv-Gamma}(\sigma_{k,i}^2 | \alpha_{k,i}, \beta_{k,i}) \quad (13)$$

其中,

$$m_k = m_k^- + P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + \hat{R}_k)^{-1} \times (Z_k - H_k m_k^-) \quad (14)$$

$$P_k = P_k^- - P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \times (H_k P_k^-) \quad (15)$$

$$\alpha_{k,i} = \frac{1}{2} + \alpha_{k-1,i} \quad (16)$$

$$\beta_{k,i} = \beta_{k-1,i} + \frac{1}{2} [(Z_k - H_k m_k) \times (Z_k - H_k m_k)^T + (H_k P_k H_k^T)] \quad (17)$$

因此量测噪声方差估计值为:

$$\hat{R}_k = \text{diag}(\beta_{k,1}/\alpha_{k,1}, \beta_{k,2}/\alpha_{k,2}, \dots, \beta_{k,d}/\alpha_{k,d}) \quad (18)$$

2.2 多重渐消因子强跟踪算法

当系统状态变化较快时,滤波器会出现异常甚至发散。这是滤波器对时变的过程噪声估计不准确引起的,具体表现为残差序列 e_k 非正交。为提高滤波器的跟踪能力和对过程参数变化的鲁棒性,文献[14]提出了一种带次优渐消因子的强跟踪变分贝叶斯滤波方法。该方法通过次优渐消因子修正得到更为精确的状态预测协方差,不但增强了对目标的跟踪响应能力,而且提高了变分迭代递推的估计精度。

然而,在实际的系统中,不同的状态变量其变化程度不同。因此引入的次优渐消因子也应该不同,以适应每个变量的变化速率,提高对每个变量的跟踪能力。针对上述问题,在文献[14]的基础上提出了带多重次优渐消因子的强跟踪变分贝叶斯滤波算法。针对不同的状态变量,设计不同的渐消速率,提高了滤波器的滤波精度与鲁棒性。

引入多重渐消因子对状态预测协方差 $P_{k/k-1}$ 进行修正:

$$P_{k/k-1} = F_{k-1,k} (\Lambda_k P_{k-1,k} \Lambda_k^T) F_{k-1,k}^T + G_{k-1,k} Q_{k-1,k} G_{k-1,k}^T \quad (19)$$

其中, $\Lambda_k = \text{diag}(\sqrt{\lambda_k^1}, \sqrt{\lambda_k^2}, \dots, \sqrt{\lambda_k^n})$ 渐消因子矩阵; $\lambda_k^i \geq 1, i = 1, 2, \dots, n$ 为不同状态对应的多重次优渐消因子。

次优渐消因子近似求解算法如下^[15]:

$$\lambda_k^i = \begin{cases} \alpha_i c_k, & c_k > 1, \\ 1, & c_k \leq 1, \end{cases} \quad i = 1, \dots, n. \quad (20)$$

$$c_k = \frac{\text{tr}[N_k]}{n}; \quad (21)$$

$$N_k = V_k - \mathbf{H}_k \mathbf{Q}_k \mathbf{H}_k^T - R_k; \quad (22)$$

$$M_k = \mathbf{F}_{k-1} P_{k-1} \mathbf{F}_{k-1}^T \mathbf{H}_k^T \mathbf{H}_k; \quad (23)$$

$$V_k = \begin{cases} \mathbf{e}_1 \mathbf{e}_1^T, & k = 0, \\ \rho \mathbf{V}_k + \mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T, & k \geq 1, \\ 1 + \rho \end{cases} \quad (24)$$

其中, $\alpha_i \geq 1$ 为可调参数, $\mathbf{e}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}$ 为残差序列, $0 < \rho \leq 1$ 遗忘因子。当某个状态变量 x_i 变化较快时,可以设置较大的 α_i 以提高对该变量的跟踪性能;也可令 $\alpha_i = 1$, 此时多重渐消因子阵退化为单渐消因子。

3 实验验证

为了验证本文提出的陀螺仪阵列融合算法,采用 4 个型号相同的国产高精度 MEMS 陀螺仪组成四陀螺仪阵列进行实验,实验包含静态实验与动态实验。实验过程中,将四陀螺仪阵列系统安装在高精度双轴温控转台上。该转台经过专业检验实验室检验能够精确控制实验温度并且精度达到测试 MEMS 陀螺仪的要求,因此实验中将转台的角度速度作为真实角速度。

3.1 静态实验

将四陀螺仪阵列系统安装在转台上,然后通电预热 20 min,为了使 Allan 方差估计误差小于 25%,总的采样时间至少是 2.5 h,因此本文设置陀螺仪静态数据的采样时间是 3 h。采样完成后,对采集到的 4 个陀螺仪数据进行离线处理,分别使用均值滤波、自适应卡尔曼滤波(AKF)和本文算法进行滤波处理,处理结果如图 2 所示。其中均值滤波是对四个陀螺原始数据求平均值,自适应卡尔曼滤波采用的是经典的 Sage-Husa 自适应滤波算法。

分别计算 3 种滤波方法处理后的“虚拟陀螺”数据的 Allan 方差以及 4 个陀螺的原始数据的 Allan 方差,将得到的 Allan 方差结果进行比较分析,比较结果如图 3 所示。

计算陀螺原始数据以及 3 种算法产生的“虚拟陀螺”的方差和零偏不稳定性并进行比较,结果如表 1 所示,表中单个陀螺使用第一个陀螺原始数据进行计算。

由图 2 和 3 可以看出均值滤波、AKF 和本文算法均能对静态条件下的四陀螺仪阵列系统有很好的滤波效果,其中 AKF 和本文算法对随机噪声的过滤性能较为明显。由表 1 计算结果可知:与单个陀螺相比,AKF 生成的虚拟陀螺的方差减小大约 94.2% 左右,零偏不稳定性减小大约 48.7% 左右;而本文算法生成的虚拟陀螺的方差减小大约 96% 左右,零偏不稳定性减小大约 47.2% 左右。上述比较结果表明,在静态条件下,本算法与 AKF 均能有效降低“虚拟陀螺”的随机误差,本算法略优于 AKF。

3.2 动态实验

1) 恒定转动角速度实验

为了检验本文算法的动态适应性,设计了如下两个动

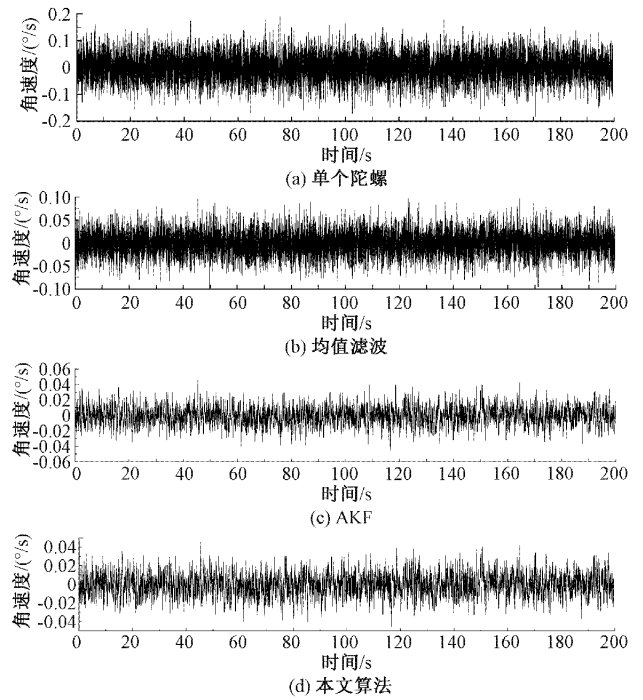


图 2 静态条件下各滤波算法输出比较

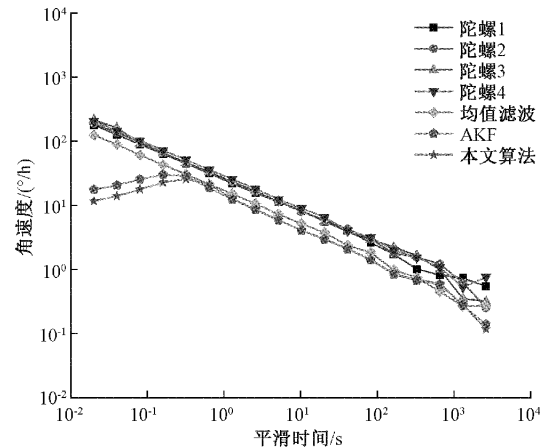


图 3 静态条件下 Allan 方差结果比较

表 1 静态条件下各滤波算法方差、零偏不稳定性比较

滤波方法	方差/ $(\text{°/s})^2$	零偏不稳定性/ °/h
单个陀螺	0.002 5	1.230 7
均值滤波	0.001 2	1.015 3
AKF	1.45×10^{-4}	0.603 5
本文算法	1×10^{-4}	0.581 6

态实验进行验证。试验过程中系统的实际角速度由转台的角度速度给出。

首先设计了一个恒定角速度滤波实验:设置转台角速度为 $40^\circ/\text{s}$,采集 4 陀螺仪阵列系统的原始数据,分别使用均值滤波、AKF 与本文算法进行处理,处理结果如图 4 和表 2 所示。

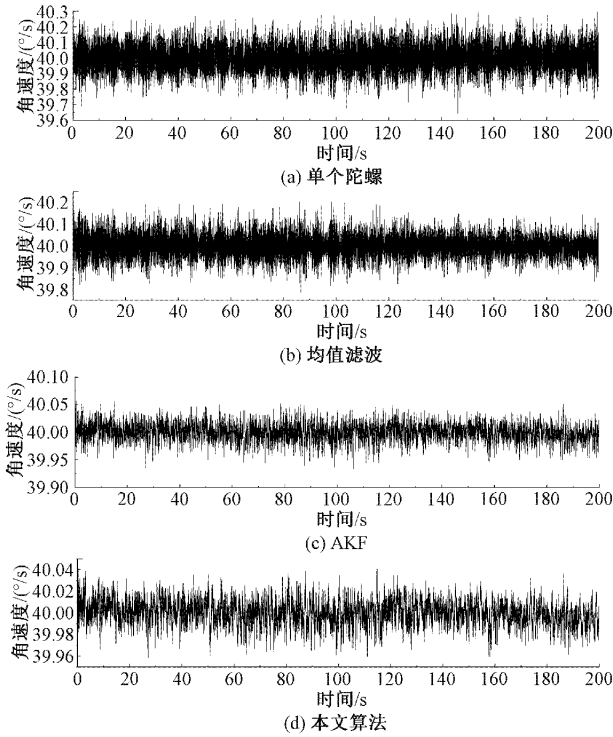


图 4 40°/s 角速度下各滤波算法输出比较

表 2 40°/s 角速度下各滤波算法方差比较

滤波方法	方差/(°/s) ²
原始数据	0.007 9
平均滤波	0.003 0
AKF	$2.692 6 \times 10^{-4}$
本文算法	$1.357 6 \times 10^{-4}$

在恒定 40°/s 的条件下,陀螺原始数据方差为 0.007 9;经过均值滤波后方差为 0.003,是原始数据的 37.9%;使用 AKF 的“虚拟陀螺”数据方差为 $2.692 6 \times 10^{-4}$,是原始数据的 3.4%;使用本文算法后,“虚拟陀螺”数据方差降低为 $1.357 6 \times 10^{-4}$,为原始数据的 1.7%。对比结果表明,动态恒定角速度条件下,本文算法生成的“虚拟陀螺”具有更小的方差,本文算法对陀螺随机误差抑制效果更好。

2) 连续变化角速度实验

为了检验角速度时变状态下算法的可行性,设计了连续变化角速度实验。实验开始时先使系统静止 10 s,再以 4°/s² 的加速度将角速度从 0°/s 升到 100°/s,接着保持 100°/s 转动速度 10 s,然后以 -2°/s² 的加速度将角速度降低到 40°/s 并保持 10 s,最后以 -1°/s² 的加速度将系统恢复到静止状态。图 4 为原始数据与不同算法处理后的数据的对比,图 5 为各个算法处理后的角速度残差。

由图 5 和 6 可知,在角速度时变状态下,3 种滤波算法均能有效地跟踪角速度的变化。相较于 AKF,本文算法在角加速度突变时的跟踪性能更为优越;当角加速度由 4°/s²

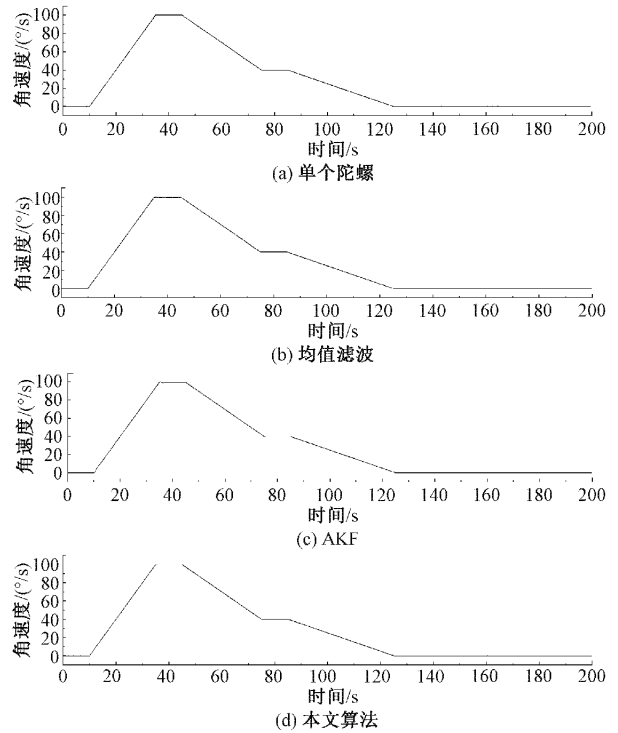


图 5 连续变化角速度实验

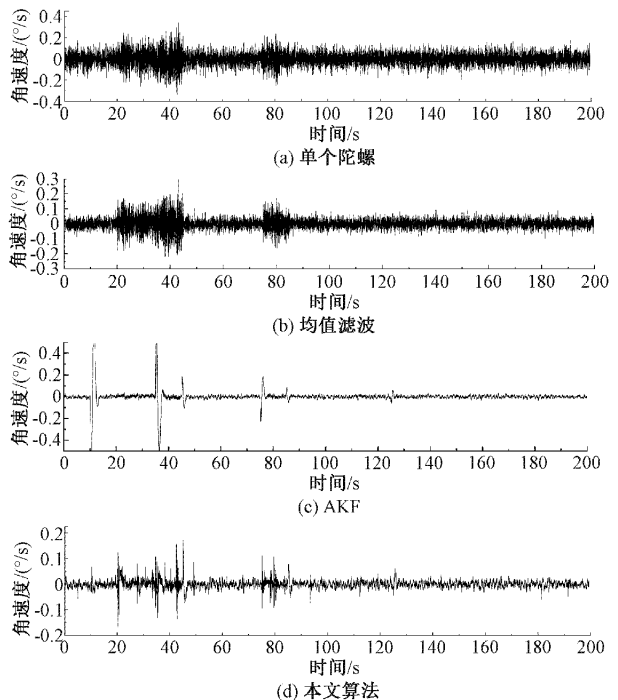


图 6 角速度残差

突变为 0 时,AKF 估计的角加速度存在滞后性,进而导致角速度的估计不准确,出现较大的误差;而本文算法对系统的状态变量设计了多重渐消因子,从而提高了各个状态变量的跟踪性能,加快了收敛速度,减小了角速度估计误差。

由表 3 可知,在角速度时变状态下,AKF 的估计效果

较差,残差方差为 0.002 1,残差方差仅减小到单个陀螺原始数据的 52.5%;而本文算法在角速度时变状态下的表现更为优越,经过滤波处理后的残差方差减小为 $2.470 2 \times 10^{-4}$,为单个陀螺原始数据的 6.18%。因此,本文算法适用于动态情况下 MEMS 阵列陀螺数据处理,可以减小阵列系统的随机误差,提高“虚拟陀螺”的精度。

表 3 时变角速度下各滤波算法残差方差比较

滤波方法	残差方差/($^{\circ}/s$) ²
原始数据	0.004 0
平均滤波	0.002 4
AKF	0.002 1
本文算法	$2.470 2 \times 10^{-4}$

4 结 论

针对单 MEMS 陀螺仪噪声大、精度低的问题,本文开展了 MEMS 陀螺仪阵列系统的研究。为解决滤波器动态情况下量测噪声估计不准确、动态跟踪能力差的问题,提出了一种基于多重渐消因子变分贝叶斯的陀螺阵列融合算法。实验结果表明,该方法对陀螺随机误差具有很好的抑制效果,能显著提高陀螺动态情况下的输出精度。

参考文献

- [1] 张明跃,房立清,郭德卿,等. MEMS 传感器数据漂移抑制技术研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(11): 99-103.
- [2] ZHU C, CAI S, YANG Y, et al. A combined method for MEMS gyroscope error compensation using a long short-term memory network and Kalman filter in random vibration environments[J]. Sensors, 2021, 21(4):1181.
- [3] HAN S, MENG Z, OMISORE O, et al. Random error reduction algorithms for MEMS inertial sensor accuracy improvement—A review[J]. Micromachines, 2020, 11(11):1021.
- [4] 李杨,郭磊,葛靖宇,等. 一种基于输出误差观测的冗余 MEMS-IMU 标定技术研究[J]. 导航定位与授时, 2020, 7(1):133-138.
- [5] BAYARD D S, PLOEN S R. High accuracy inertial sensors from inexpensive components; US 2003018 7623A1[P]. US2003187623A1[2023-08-17].
- [6] KAMATA H, KIMISHIMA M, SAWADA T, et al. MEMS gyro array employing array signal processing for interference and outlier suppression[C]. 2020 IEEE International Symposium on Inertial Sensors and Systems(INERTIAL), 2020.
- [7] 臧雪岩,伍萍辉,曾成,等. 基于 MEMS 阵列的虚拟陀螺的实现[J]. 传感技术学报, 2019, 32(3):339-345.
- [8] 周泉,姚敏立,沈晓卫. 基于支持度和记忆加权的陀螺阵列融合方法[J]. 电光与控制, 2019, 26(12): 88-90,95.
- [9] SONG J, SHI Z, DU B. Improved virtual gyroscope technology based on “current” probability density model[J]. Review of Scientific Instruments, 2018, 89(12): 125008.
- [10] 于玉丹,林伟,俞朝阳. 改进 Sage-Husa 算法结合小波模糊阈值算法的 MEMS 陀螺去噪[J]. 电子测量技术, 2022, 45(19):6.
- [11] 黄国峰,庄学彬,谢礼伟,等. 基于 CEEMDAN-WP-SG 的 MEMS 陀螺仪去噪算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4):106-113, DOI:10.13382/j.jemi. B2104866.
- [12] XUE L, WANG L, XIONG T, et al. Analysis of dynamic performance of a Kalman filter for combining multiple MEMS gyroscopes[J]. Micromachines, 2014, 5(4):1034-1050.
- [13] SONG J, SHI Z, DU B, et al. The filtering technology of virtual gyroscope based on Taylor model in low dynamic state [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(13):5204-5212.
- [14] 谈发明,赵俊杰. 强跟踪变分贝叶斯自适应卡尔曼滤波算法[J]. 电光与控制, 2020, 27(1):12-16, 36.
- [15] 刘树聃. 基于多重渐消因子强跟踪非线性滤波的故障参数联合估计[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(1): 164-170.

作者简介

石朗平, 硕士研究生, 主要从事微惯性组合导航方面研究。

李荣冰(通信作者), 博士, 教授, 主要从事基于 MEMS 技术的微惯性组合导航系统、微型飞行器导航技术方面研究。
E-mail: lrbing@nuaa.edu.cn